

СЕГМЕНТАЦИЯ МУЛЬТИМОДАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

О.М. Гергет

Национальный исследовательский Томский политехнический университет

E-mail: gerget@tpu.ru

MULTI-MODAL IMAGE SEGMENTATION BASED ON MACHINE LEARNING METHODS

O.M. Gerget

Tomsk Polytechnic University

Annotation. *The purpose of this article is to introduce clustering algorithms and apply clustering methods to solve the problem of segmentation of medical images.*

Машинное обучение является одним из классов искусственного интеллекта. Его характерная черта заключается в том, что алгоритмы машинного обучения получают данные и обучаются на них, а не решают задачу напрямую. Сегодня данная технология является одним из наиболее перспективных инструментов для многих сфер деятельности: промышленность, медицина, бизнес и т.д. Примерами использования методов машинного обучения, в частности в медицине, являются: компьютерное обнаружение/диагностика; реконструкция медицинских изображений; мультимодальное слияние изображений; анализ изображений.

В данной статье рассмотрим возможность сегментации мультимодальных изображений МРТ головного мозга на основе методов машинного обучения. Исходные данные – изображения, полученные с помощью МРТ симулятора (BrainWeb [1]), представляют из себя трёхмерные мультимодальные изображения МРТ головного мозга с размером вокселя $1 \times 1 \times 1$ мм и 5% шумом. Одно трёхмерное изображение имеет размер $181 \times 217 \times 181$.

Решение задачи сегментации тканей головного мозга осуществлялось с помощью алгоритмов кластеризации. В настоящее время существует большое разнообразие алгоритмов, среди которых алгоритм k-means [2], алгоритм mean-shift [3], алгоритм fuzzy c-means [4], иерархическая кластеризация [5], алгоритм DBSCAN [6], кластеризация на основании гауссовой смеси распределений (GMM) [7]. Однако, в качестве примера в статье приведем результаты работы алгоритма GMM (1.).

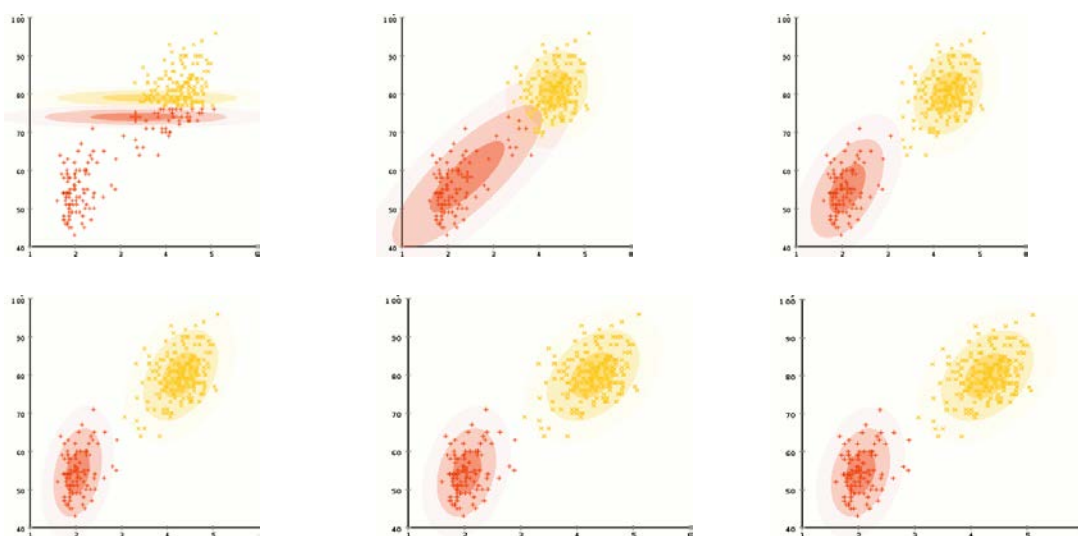
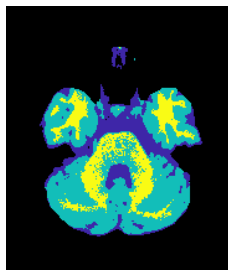


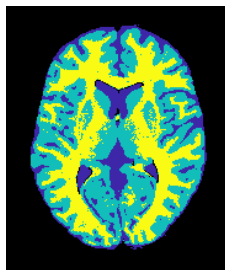
Рис. 1. Алгоритм кластеризации GMM

Выполнив сегментацию на основании кластеризации методом GMM, точность работы алгоритма на тестовых данных составила 95.9%. Визуализация результатов кластеризации, на основе которой проведено сравнение эталонной разметки и полученной сегментации, представлена на рис. 2.

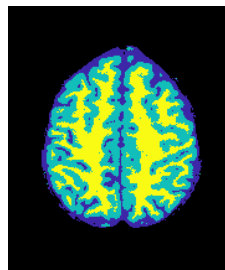
40 слайс



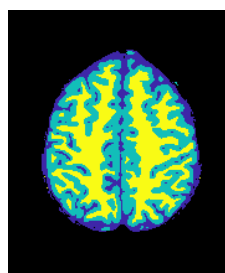
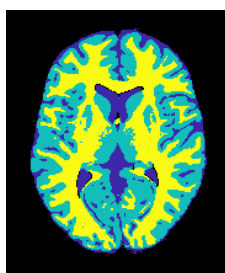
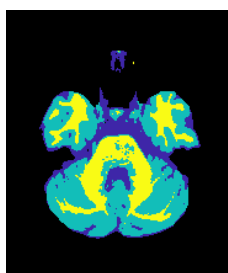
80 слайс



120 слайс



(а) Результат сегментации



(б) Эталонная разметка

Рис. 2. Сегментация тканей мозга на основании алгоритма GMM и эталонная разметка из репозитория BrainWeb

Дополнительно для проверки качества работы алгоритма была получена матрица ошибок, которая отражает насколько точно алгоритм сегментирует каждый тип ткани. Таким образом, точность сегментации спинномозговой жидкости составила 99.0%. В свою очередь, точность сегментации для серого и белого веществ – 94.8% и 89.9% соответственно.

В данной статье рассмотрена возможность сегментации мультимодальных изображений МРТ головного мозга на основе одного из методов машинного обучения: кластеризация на основании гауссовой смеси распределений (GMM). Точность работы алгоритма на тестовых данных составила 95.9%, что является достаточно высоким показателем. Отметим, что подобный тип кластеризации и визуализации тканей мозга полезен в медицинских исследованиях, связанных с болезнью Альцгеймера и оценкой потери серого вещества.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Cocosco C., Kollokian V, Remi K., Kwan S, Pike G., Evans A. BrainWeb: Online Interface to a 3D MRI Simulated Brain Database// 3-rd International Conference on Functional Mapping of the Human Brain, Copenhagen, May 1997. – 1997. – vol.5. – no.4. – P. 427–430.
2. Wilkin G.A., Huang X. K-Means Clustering Algorithms: Implementation and Comparison // Second International Multi-Symposiums on Computer and Computational Sciences (IMSCCS): proceedings of the International Conference. – 2007. – P. 133–136.
3. Comaniciu D., Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2002. –vol. 24. –no.5. – P. 603–619.
4. Bezdek J.C., Ehrlich R., Full W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm // Comput.

- Geosci. – 1984. – vol. 10 – no.2–3. – P. 191–203.
5. Johnson S.C. Hierarchical clustering schemes // Psychometrika. – 1967. – vol. 32. – P. 241–254.
 6. Whye Teh Y. and et al. Sharing clusters among related groups: Hierarchical Dirichlet processes // Neural Information Processing Systems (NIPS): Proceedings of the 17th International Conference. – 2004. – P.1385–1392.
 7. Ester M., Kriegel H. P., Sander J., Xu X. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise // Psychometrika. – 1967. – vol. 32. – no. 3. – P. 241–254.
 8. Biernacki C., Celeux G., Govaert G. Assessing a mixture model for clustering with the integrated completed likelihood // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2000. – vol. 22, no.7. – P. 719–725.52.

АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТЕЙ МАГНЕТРОННЫХ РАСПЫЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ ВЫСОКОСКОРОСТНОГО ОСАЖДЕНИЯ ФУНКЦИОНАЛЬНЫХ ПОКРЫТИЙ

Г.А. Блейхер, В.П. Кривобоков, А.В. Юрьева
Томский политехнический университет
E-mail: bga@tpu.ru

ANALYSIS OF THE CAPABILITIES OF MAGNETRON SPUTTERING SYSTEMS FOR HIGH-RATE DEPOSITION OF FUNCTIONAL COATINGS

G.A. Bleykher, V.P.Krivobokov, A.V. Yuryeva
National Research Tomsk Polytechnic University

***Annotation.** The mechanisms leading to a noticeable increase in the rate of the surface erosion of liquid metal targets sputtered in the plasma of magnetron sputtering systems are studied. Experimental studies of the growth rate of metal coatings during the operation of magnetrons with liquid-phase targets have been carried out. The calculated results and experimental data are in good agreement, which indicates the correctness of the formulated physical concepts and the obtained regularities.*

В настоящее время для осаждения тонких наноструктурных (модифицирующих) покрытий на поверхность материалов широко используются магнетронные распылительные системы (МРС). Они приобрели значительную популярность за счёт того, что обеспечивают хорошее качество и большое разнообразие функциональных свойств осаждаемых покрытий. Однако достигнутые показатели производительности технологических процессов при их использовании часто не удовлетворяют потребности промышленного производства. В частности, для МРС на постоянном токе применительно к металлам она составляет 1...10 нм/с, а при получении покрытий сложного состава – ещё меньше. Поэтому нужны новые способы (в том числе путём включения дополнительных механизмов) повышения скорости роста покрытий при одновременном обеспечении их эксплуатационных свойств.

Скорость осаждения покрытий определяется в первую очередь скоростью эмиссии атомов с поверхности мишени (или скоростью эрозии). Её повышение только за счёт столкновительного распыления, что в настоящее время, как правило, используется, исчерпало себя. Необходимо включение механизма испарения. За счёт того, что скорость испарения нелинейно (практически экспоненциально) возрастает с увеличением температуры поверхности, можно добиться очень высокой интенсивности удаления атомов с поверхности мишени. Таким образом, один из способов повысить скорость роста покрытий – создание условий, при которых будет возникать испарение.